

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Нестеренков С. Н., Белов К. П.

Кафедра информатики, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
Минск, Республика Беларусь
E-mail: nsn@bsuir.by, showc7@gmail.com

Сформулирована задача обучения нейронной сети, основной сложностью которой является тот факт, что весовые коэффициенты сети представляют собой числа с плавающей запятой. В отличие от эталонного варианта генетического алгоритма, который работает только с целыми числами, пришлось произвести его модификацию. Также возможно производить подбор не только коэффициентов, но и функций активации, в результате чего может подбираться наилучшее решение поставленной задачи.

ВВЕДЕНИЕ

Спектр задач, решаемых при помощи нейронной сети, довольно широкий. Такие сети могут быть использованы для задач [1-3]:

1. анализа данных,
2. оптимизации,
3. сжатия данных и ассоциативности,
4. аппроксимации,
5. прогнозирования,
6. кластеризации (кластерного анализа),
7. распознавания образов,
8. классификации.

Весы таких сетей являются вещественными числами. Обучение нейронной сети можно свести к решению задачи многомерной оптимизации, имеющей очень большую размерность. Для этого необходимо минимизировать значение функции нахождения ошибки или же, наоборот, максимизировать значение функции нахождения правильности решения [4-5].

Для обучения нейронных сетей, как правило, используют следующие методы [6]:

1. алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка:
 - 1.1. градиентный алгоритм (метод наискорейшего спуска),
 - 1.2. методы с одномерной и двумерной оптимизацией целевой функции в направлении антиградиента,
 - 1.3. метод сопряженных градиентов,
 - 1.4. методы, учитывающие направление антиградиента на нескольких шагах алгоритма;
2. алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка:
 - 2.1. метод Ньютона,
 - 2.2. методы оптимизации с разреженными матрицами Гессе,
 - 2.3. квазиньютоновские методы,
 - 2.4. метод Гаусса-Ньютона,
 - 2.5. метод Левенберга-Марквардта и др.;
3. стохастические алгоритмы оптимизации:
 - 3.1. поиск в случайном направлении,

- 3.2. имитация отжига,
- 3.3. метод Монте-Карло (численный метод статистических испытаний);

4. алгоритмы глобальной оптимизации (задачи глобальной оптимизации решаются с помощью перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция).

Для решения задачи предполагается использовать генетический алгоритм с некоторыми изменениями.

Постановка задачи оптимизации в нашем случае будет выглядеть следующим образом [7]:

для функции приспособленности $W(x)$ в пространстве поиска X требуется найти

$$x^* = \arg \max_{x \in X} W(x)$$

или

$$x^* = \arg \min_{x \in X} W(x)$$

I. ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Генетический алгоритм относится к алгоритмам эволюционных вычислений [8]. В рассматриваемом случае его использование необходимо для настройки весовых коэффициентов нейронной сети. Также алгоритм можно применить и для выбора функции активации нейронов сети (как в пределах одного слоя, так и в пределах каждого отдельно взятого нейрона).

II. ОБЩЕЕ ОПИСАНИЕ РАБОТЫ АЛГОРИТМА

Генетический алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Конечный набор пробных решений генерируется случайным образом:
$$P^1 = \{p_1^1 \dots p_n^1\}, \quad p_i^1 \in X$$
(первое поколение, n - размер популяции).
2. Оценка приспособленности текущего поколения:
$$F^k = \{f_1^k \dots f_n^k\}, \quad f_i^k = W(p_i^k)$$
3. Выход, если выполняется критерий останова (вымирание всех особей или достижение максимально возможного числа итераций, или нахождение решения в пределах доверительного интервала), иначе

4. Генерация нового поколения посредством операторов селекции S , скрещивания C и мутаций M :

$P^{k+1} = M \cdot C \cdot S(P^k, F^k)$ и переход к пункту 2. В процессе селекции выживают (отбираются) только несколько лучших пробных решений, остальные далее не используются. Скрещивание вместо двух особей создает новую, элементы которой перемешаны каким-то особым образом. Мутация случайным образом меняет какую-нибудь компоненту пробного решения на иную.

Обозначения:

Несмотря на внушительный возраст, в генетических алгоритмах до сих пор используют различную терминологию, берущую свое начало как из генетики, так и из кибернетики [9].

III. МОДИФИКАЦИЯ

Для использования генетического алгоритма при решении поставленной задачи необходимо его модифицировать. При скрещивании и мутации алгоритм должен работать не с целыми, а с вещественными числами, соответственно, ставится задача найти способ, как это можно реализовать.

Если рассматривать нейронную сеть как одну особь, то можно использовать следующие варианты:

1. Брать целую часть вещественного числа и работать с ней так же, как и с целым числом в оригинальном алгоритме. В вещественной части возможно брать строго заданное количество знаков после запятой и работать с ними, как и в оригинальном алгоритме. После этого необходимо совмещать данные части обратно в вещественное число.
2. Выбирать конкретных особей и при мутировании генерировать полностью новый весовой коэффициент.

Скрещивание производится так же, как и в оригинальном алгоритме, но возможно применение и многоточечного кроссинговера для достижения более подробного исследования текущего состояния решения.

IV. НАХОЖДЕНИЕ ФУНКЦИИ АКТИВАЦИИ

Используя генетический алгоритм, можно решать довольно обширные задачи оптимизации и, в связи с тем, что данный алгоритм в своей основе представляет оптимизированный перебор, можно попытаться расширить задачу, добавив в нее возможность нахождения функции активации отдельно взятых нейронов или целых слоев [10-13]. При этом возможно включить в множество рассматриваемых функций еще и те, которые не имеют ограничения на непрерывную дифференцируемость на всем множестве значений.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Особенностью предложенной модификации генетического алгоритма является возможность работать с особями, содержащими в своей основе не целые, а вещественные числа. Это позволяет применить описанный алгоритм для более широкого круга решаемых задач.

Рассматриваемую модификацию генетического алгоритма также предлагается использовать не только для подбора коэффициентов нейронной сети, но и для подбора функции активации отдельных нейронов, что, в свою очередь, может привести к улучшению результатов работы сети. Однако такое решение целесообразно проверить при помощи дополнительных исследований.

VI. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. В статье McCulloch W.S., Pitts W. A logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity — Bull. Mathematical Biophysics, 1943 online
2. В работе Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits, 1960 IRE WESTCON Conferencion Record. — New York, 1960
3. В. В. Круглов, В. В. Борисов — Искусственные нейронные сети. Теория и практика — с.11
4. Мак-Каллок У. С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Автоматы / Под ред. К. Э. Шеннона и Дж. Маккарти. — М.: Изд-во иностр. лит., 1956. — С. 363—384. (Перевод английской статьи 1943 г.)
5. Горбань А. Н. Кто мы, куда мы идём, как путь наш измерить? Пленарный доклад на открытии конференции Нейроинформатика-99 (МИФИ, 20 января 1999). Журнальный вариант: Горбань А. Н. Нейроинформатика: кто мы, куда мы идём, как путь наш измерить // Вычислительные технологии. — М.: Машиностроение. — 2000. — № 4. — С. 10—14. = Gorbani A.N. Neuroinformatics: What are us, where are we going, how to measure our way? The Lecture at the USA-NIS Neurocomputing Opportunities Workshop, Washington DC, July 1999 (Associated with IJCNN'99).
6. Barricelli, Nils Aall (1954). «Esempi numerici di processi di evoluzione». Methodos: 45—68.
7. Barricelli, Nils Aall (1957). «Symbiogenetic evolution processes realized by artificial methods». Methodos: 143—182.
8. Fraser, Alex (1957). «Simulation of genetic systems by automatic digital computers. I. Introduction». Aust. J. Biol. Sci. 10: 484—491.
9. Fraser Alex. Computer Models in Genetics. — New York: McGraw-Hill, 1970. — ISBN 0-07-021904-4.
10. Миркес Е. М., Нейрокомпьютер. Проект стандарта. — Новосибирск: Наука, 1999. — 337 с. ISBN 5-02-031409-9
11. Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов «Нейрокомпьютеры», МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004 г., ISBN 5-7038-2554-7
12. Нестеренков, С. Н. Адаптивный поиск вариантов расписания с использованием модифицированного генетического алгоритма / С.Н. Нестеренков // Вести Института современных знаний - 2015. - N2 (63). - С. 67-74
13. Нестеренков, С. Н. Метод определения персональных весовых коэффициентов преподавателей при распределении их нагрузки / С.Н. Нестеренков // Вести Института современных знаний - 2015. - N1 (62). - С. 74-80.